



USAID
DEL PUEBLO DE LOS ESTADOS
UNIDOS DE AMÉRICA

COLOMBIA

Programa BIOREDD+

ENTREGABLE 10: MAPA DE DENSIDAD DE CARBONO FORESTAL E INCERTIDUMBRE

Número de Subcontrato: EEP-I-00-06-00013-00-GEM-00

Nombre: GeoEcoMap Inc.

Marzo de 2015

Este documento fue producido para revisión por la Agencia de Estados Unidos para el Desarrollo Internacional. Fue elaborado por GeoEcoMap Inc. para el Proyecto BIOREDD+, número de tarea AID-514-TO-11-00002.

Acerca de este Documento

Este documento ha sido desarrollado para el Programa BIORREDD+ de USAID para proveer información espacial sobre los inventarios de carbono en bosques en la región de BioREDD y a lo largo de los bosques en la costa pacífica colombiana. Este documento resume la metodología de muestreo, la estimación de la biomasa forestal en superficie, y el método de modelamiento espacial para estimación de la biomasa. El mapa viene acompañado por información de incertidumbre espacial para permitir el uso del mapa para otros proyectos regionales o de REDD y para actividades de conservación y mitigación de las emisiones de carbono.

Tabla de Contenido

LISTA DE SIGLAS.....	4
RESUMEN EJECUTIVO.....	5
2 MÉTODO DEL INVENTARIO AÉREO.....	6
2.1 Estratificación.....	6
2.2 Muestreo por LiDAR	8
2.3 Modelo de Biomasa por LiDAR	9
3. MAPEO DE LOS INVENTARIOS DE CARBONO EN BIOMASA FORESTAL.....	10
3.1. Estimador Estratificado	10
3.2 Estimador Espacial	11
3.3 Análisis de Incertidumbre.....	12

Lista de Siglas

AFOLU	Agricultura, Silvicultura y Otros Usos de la Tierra
AGB	Biomasa en Superficie
ALOS	Satélite Avanzado de Observación Terrestre
BGB	Biomasa Bajo Tierra
BMyF	Bajo Mira y Frontera
CCBA	Comunidades de Carbono y Alianza para la Biodiversidad
CELI	Consolidación y Mejoramiento de Subsistencia
CONIF	Corporación Nacional de Investigación y Fomento Forestal,
CSR	Responsabilidad Social Corporativa
DCA	Autoridad de Créditos para el Desarrollo
DEM	Modelo de Elevación Digital
ESPA	Acuerdo de Compra de Servicios Ambientales
FAAN	Fondo para la Acción Ambiental y la Niñez
FPIC	Consentimiento Previo Informado y Libre
GOC	Gobierno Colombiano
HRP	Programa de Derechos Humanos
IDEAM	Instituto de Hidrología Meteorología y Estudios Ambientales
INCODER	Instituto Colombiano de Desarrollo Rural IRR
	Tasa Interna de Retorno
LIDAR	Detección y Rango de Imágenes Laser
LOI	Carta de Intención
MIDAS	Más Inversión para el Desarrollo Sostenible
MODIS	Imágenes con Espectroradiómetro de Resolución Moderada
MRV	Monitoreo Registro y Verificación
NASA	Agencia Nacional Aeroespacial
NPC	Compañía de Producción Naidi
NPV	Valor Presente Neto
PALSAR	Radar de Apertura Sintética de Banda-L y de Matriz en Fase
PD	Documento del Proyecto
PES	Pago por Servicios Ambientales
REDD	Reducciones en Emisiones por Deforestación y Degradación Evitadas
SAR	Radar de Apertura Sintética
SMEs	Empresas Pequeñas y Medianas
SPV	Vehículo de Propósito Especial
TA	Asistencia Técnica
TBD	A definirse
tCO ₂ e	Tonelada de dióxido de carbono equivalente
TGC	Terra Global Capital
USAID	Agencia de los Estados Unidos para el Desarrollo Internacional
US\$	Dólar de Estados Unidos
VCS:	Estándar de Carbono Verificado
VCU:	Unidad de Carbono Verificada

Resumen Ejecutivo

Este documento resume los procedimientos estándares de operación para las mediciones y el monitoreo de inventarios de carbono y cambios para cuantificar los beneficios climáticos para los proyectos BioREDD de USAID en la costa pacífica colombiana. Aquí delineamos la metodología para las mediciones para actualizar las emisiones de carbono antes de la primera verificación y proveemos el método de monitoreo, las fuentes de datos, y la organización para todo el período de crédito. El proyecto monitoreará todos los componentes requeridos según la metodología VM0006. En general, todos los componentes para calcular los beneficios GHG reales generados por el proyecto REDD+ o las Reducciones Netas de Emisiones antropogénicas (NER) se incluyen en el plan de monitoreo:

Monitoreo de motores de deforestación, actividades proyectuales y fuentes de emisiones asociados con actividades de los proyectos REDD+ dentro y fuera del Área del Proyecto.

Monitoreo de motores de degradación, actividades proyectuales y fuentes de emisiones asociados con actividades de los proyectos REDD+ dentro y fuera del Área del Proyecto.

Monitoreo de transiciones en clases LULC dentro del Área del Proyecto, el Área de Fugas y la Región de Referencia.

Se produce un reporte de monitoreo que contiene toda la información anterior, y describe los cálculos para las NER reales generadas. Las herramientas del sistema MRV de BioREDD enfocarán las mediciones para actualizar los factores de emisiones para bosques degradados y bosques primarios recolectando nuevos datos LiDAR sobre estas áreas. El plan de monitoreo rastreará cambios de bosque a no-bosque, no-bosque a bosque, degradación forestal y recuperación forestal de manera sistemática monitoreando las transiciones LULC. El abordaje también mostrará cómo integrar datos de detección remota específicos para la región (es decir, Landsat, ALOS-PALSAR, LiDAR, etc.) en herramientas de monitoreo además de vuelos LiDAR repetidos para actualizar los factores base de emisiones y calcular el cambio anual de carbono, con el error estadístico requerido (10% con intervalo de confianza del 95%) sobre las áreas del proyecto, de referencia, y de fugas. Todas las herramientas y las técnicas y cálculos de mediciones se han desarrollado según los requerimientos VM0006 y VCS AFOLU.

El proyecto BioREDD usará la metodología del Estándar de Carbono Verificado VM0006 para cuantificar los inventarios de carbono y las reducciones netas en emisiones, además de un análisis integral de las imágenes satelitales realizado por GeoEcoMap.

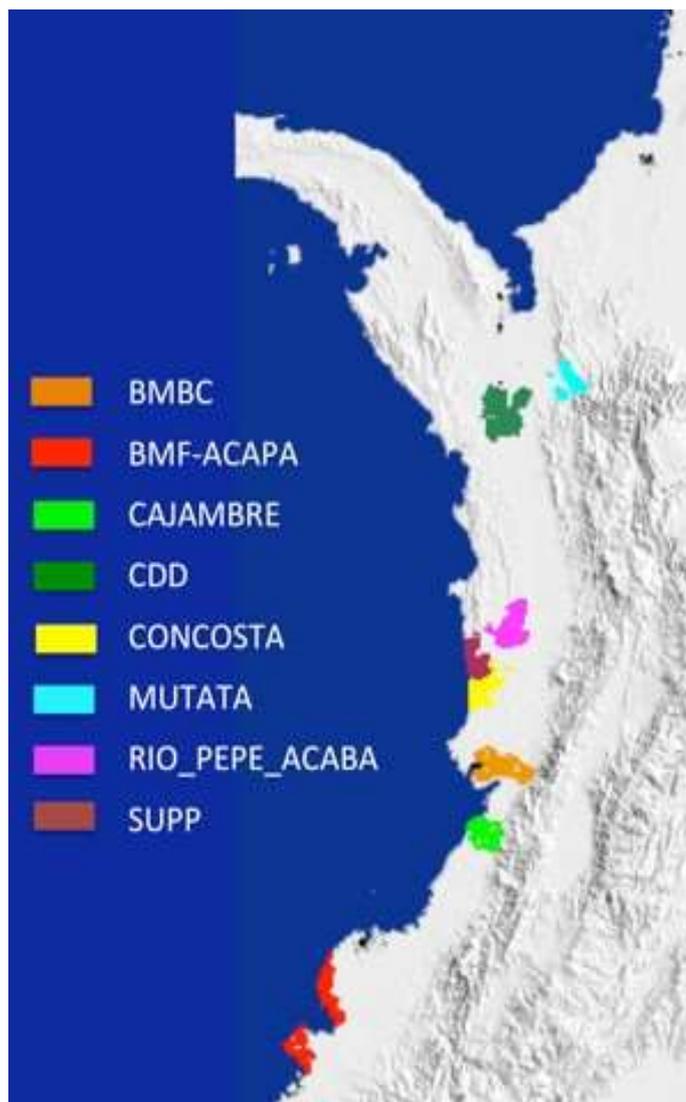


Fig. 1. Ubicación de 8 áreas de proyecto BioREDD en la costa pacífica colombiana.

I Introducción y Contexto

El proyecto BioREDD nació en 2012 como el programa ambiental bandera de la Agencia de Estados Unidos para el Desarrollo Internacional (USAID) en Colombia. El programa de US\$27.9 millones se ha diseñado para fortalecer la capacidad colombiana de mitigar y adaptarse al cambio climático, proteger la biodiversidad y apoyar el desarrollo de comunidades remotas y empobrecidas. El desarrollo de los proyectos REDD+ es un elemento clave del Programa, que busca promover medios de vida sostenibles y compatibles con la conservación del bosque. BIORREDD+ está desarrollando un portafolio de 8 proyectos REDD+ en el Pacífico colombiano que serán validados bajo la Alianza del Clima, la Comunidad y la Biodiversidad (CCBA) y el Estándar de Carbono Verificado (VCS). Los proyectos están ubicados en cuatro nodos geográficos que cubren 700,000 hectáreas.

Número de Proyectos BioREDD

El proyecto BioREDD seleccionó ocho áreas a lo largo de la región de la Costa Pacífica colombiana para desarrollar los proyectos REDD+ (Figura 1). Estas áreas se distribuyen en diferentes municipios a lo largo de los bosques de la costa pacífica colombiana, cubriendo una amplia variedad de ecosistemas, con transiciones desde manglares costeros y humedales a páramos y bosques de alta montaña. Esta área hace parte del corredor biogeográfico del Chocó uno de los 10 puntos calientes megadiversos del mundo que da cuenta de más del 40% de la población vertebrada total de Colombia. Los proyectos REDD+ se establecerán en los territorios de comunidades afrocolombianas e indígenas en la costa donde los bosques han sido degradados y se encuentran bajo la amenaza de una mayor degradación y deforestación por múltiples razones. Los principales motores de los cambios en la cubierta forestal se han identificado como extracción de madera para necesidades de combustible y desarrollo, talas ilegales, minería de oro, y conversión de estos bosques a agricultura y ganado. Los proyectos se están desarrollando conjuntamente con las comunidades locales que posean un título legal claro sobre sus tierras y que han estado de acuerdo ellas mismas con el desarrollo del proyecto REDD+. Estarán implementando actividades de los proyectos REDD+ con la expectativa de generar ingresos como compensación por sus esfuerzos de conservación.

2 Método de Inventario Aéreo

El plan de monitoreo incluirá la recolección de datos LiDAR aéreos antes del primer evento de verificación para actualizar los factores de emisiones para bosques degradados y bosques principales. Estas son apenas mediciones para actualizar los factores de emisiones de base antes de la primera verificación para reducir los descuentos por incertidumbre requeridos por VM0006. Siguiendo los requisitos de VM0006 (9.3.2 y 9.3.9), los factores de emisiones se actualizarán antes de cada actualización de línea base cada 10 años. Todos los cálculos de emisiones y retiros durante el período de acreditación se basarán en el monitoreo de transiciones LULC y en el uso de los factores de emisiones fijados entre dos actualizaciones de línea base excepto los bosques intactos que podrían haber sufrido degradaciones selectivas y a pequeña escala no detectadas por las técnicas de detección remota del monitoreo LULC. En este caso, medidas conservadoras adicionales se aplicarán para actualizar los factores de emisiones para bosques intactos o primarios antes de los siguientes vuelos LiDAR. A continuación se muestra un resumen de los métodos de medición y los procesos estándar de operación para las mediciones LiDAR para las actualizaciones de línea base y además son descritas extensamente en las referencias aquí citadas.

2.1 Estratificación

La estratificación del paisaje se ha realizado usando una serie de conjuntos de datos espaciales. La meta del mapa estratificado consiste en desarrollar un conjunto de estratos forestales que tienen variables ambientales similares y probablemente estructuras forestales y biomasa homogéneas o únicas. Usamos los siguientes conjuntos de datos como guías para la estratificación:

1. **Datos climáticos:** Se eligió una serie de métricas climáticas para estratificar el paisaje con base en la cantidad total de aguas lluvia o las lluvias de la temporada seca. Las superficies climáticas se crearon a partir de varias bases de datos por R. Hijmans et al. (2004) y disponibles en el sitio web de WorldClim (<http://biogeo.berkeley.edu/>). De estas métricas climáticas, también conocidas como variables bioclimáticas, solo usamos las lluvias del trimestre más seco para incluir en

la estratificación del paisaje. Esta métrica de aguas lluvia se conoce como el indicador más importante de la estructura y dinámica forestal en regiones tropicales (Malhi et al., 2006). Aunque las aguas lluvia en la región del Chocó son superiores a 8000 mm en algunas regiones, hay gran variabilidad a lo largo de los gradientes latitudinales y de elevación. Usamos tres categorías para separar las aguas lluvia del trimestre más seco dividiéndolas en áreas de aguas lluvia < 300 mm, 300-600 mm, y >600 mm.

2. **Datos de elevación:** También incluimos datos de elevación digital SRTM, a una resolución de 100 m. Los datos SRTM se clasificaron en tres categorías para separar las regiones costeras de varios paisajes con gradientes de elevación en áreas al interior. Las clases segmentadas son: elevaciones de 1-100 m, 101-600 m, y >600 m. Estas categorías generales separan las áreas costeras de las áreas accidentadas tierra adentro y las áreas en los gradientes elevados en estribaciones de los Andes.

3.

4. **Datos de Suelos:** Desarrollamos un mapa de clases de suelo/formas de tierra para la región de la costa pacífica colombiana para ayudar a estratificar el paisaje forestal. Los datos de clases de suelo para todo el área de estudio se han derivado de la Base de Datos de Suelos y Terrenos para Latinoamérica y el Caribe (SOTERLAC, versión 2) publicado en el 2005 a una escala de 1: 1 millón (Dijkshoorn, et al., 2005); la asignación de la clase de suelo se basó en compaginar las descripciones de las unidades del mapa y las formas terrestres y la descripción geográfica provista por Sombroek (2000). Las categorías se redujeron a apenas 8 clases para enfocarse en las categorías más importantes de tipos y dinámicas forestales. Las clases incluyeron: suelos de arena blanca altamente lixiviadas, suelos de llanura menos infértiles (ultisoles y entisoles), suelos de llanura más fértiles, depósitos aluviales del Holoceno, suelos aluviales contemporáneos con contenido plínticos y gléicos, gleysol, luvisol, histosol, suelos jóvenes submontañosos, y otros tipos de suelo con menos información (probablemente histosoles).

4. **Cubierta Vegetal:** Usamos datos ALOS PALSAR HH y HV adquiridos entre 2007-2010 a una resolución espacial de 100 m para derivar tres categorías de cubierta vegetal para la región. Estos datos PALSAR son datos de radar en banda L sensible al tipo y a

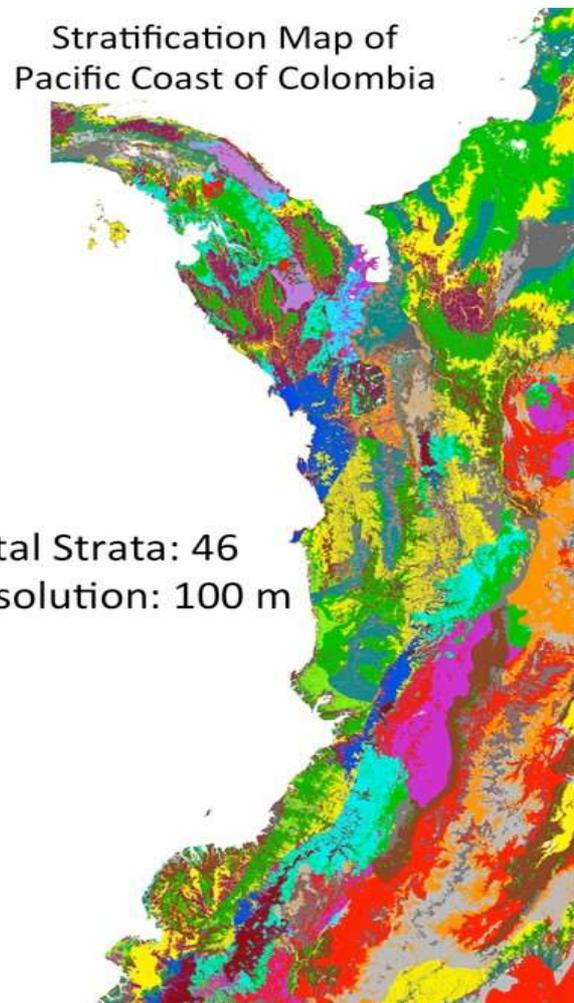


Fig. 2. Mapa final de estratificación del paisaje de la región de la costa pacífica colombiana.

la estructura forestal, y tiene la ventaja de que no es afectada por la nubosidad. Creamos 3 clases de bosque, no-bosque y pantanos. Estas tres clases ayudaron a realizar el primer diseño de muestra para LiDAR y el muestreo del inventario por lotes. Nótese que la degradación como tipo de bosque importante en la región no se clasificó en el momento de LiDAR. Creíamos que esto no introduciría sesgos en nuestro diseño de muestreo pues usamos una muestra aleatoria con una clase de bosque que debe incluir bosques intactos y degradados en la clase de bosque.

Método de Estratificación: Realizamos la estratificación final combinando cuatro capas de datos de clima, suelos, topografía, y el mapa de cubierta vegetal. Se escribió un programa en IDL para realizar el análisis automáticamente. Primero, nos aseguramos de que todas las capas de datos tuvieran el mismo tamaño y resolución espacial. Los datos de clima y suelo se remuestrearon a una resolución de 100 m para poderlos compaginar con los productos SRTM y ALOS. La estratificación se realizó entonces multiplicando todas las capas de datos para crear $3 \times 3 \times 3 \times 11 = 297$ clases, y entre estos solo había 103 estratos distintos en la región costera y 46 clases cubrían más del 90% del área total de la imagen (Tabla 1). Coloreamos la imagen estratificada con 30 colores distintos para demostrar las variaciones potenciales de las características del paisaje que podrían influenciar la estructura forestal, el inventario de carbono y la dinámica. El mapa estratificado se utilizará para definir áreas para el inventario forestal y las muestras LiDAR aéreas. De los 46 estratos en la región, 36 cayeron en regiones de BioREDD y se utilizaron más adelante para capturar las variaciones de biomasa mediante el muestreo LiDAR.

Tabla 1. Capas de datos y divisiones usadas para desarrollar el mapa de estratificación de la región.

Capa de Datos	Propiedades y Tipo de Clase
SRTM	1: < 100 m, 2: 100-600 m, 3: > 600 m
Lluvia	1: < 300 mm, 2: 300-600 mm, 3: >600 mm
ALOS/PALSAR	1: Bosque, 2: Pantano, 3: No-bosque
Suelos	1:AL+CL, 2: CM, 3: AR+RG, 4: FL+GL, 5: FR, 6: PT, 7: AC + LX, : 8: NT, 9:PZ, 10: LP; 11: Agua

2.2 Lidar Sampling

Las variaciones del mapa estratificado sobre las áreas seleccionadas para el proyecto BioREDD a lo largo de la costa pacífica colombiana se usó para diseñar las líneas de vuelo potenciales y horas de vuelo totales para lograr el muestreo sistemático del paisaje. Las capas estratificadas se utilizarán en conjunto con otras capas SIG como vías, logística y acceso para diseñar la ubicación final de los lotes en campo y de los vuelos LiDAR aéreos sobre la región. Este proceso se logrará en persona con el equipo de campo y la compañía LiDAR seleccionada para realizar las adquisiciones y el procesamiento LiDAR sobre las regiones de BioREDD. Después de varios pasos de negociaciones con el equipo BioREDD en Colombia, diseñamos adquisiciones LiDAR para los 30 estratos usando 49 líneas de vuelo y cada línea de vuelo tiene áreas de 1000-2000 Ha para un total de 83,000 Ha de área muestreada aleatoriamente. El proceso de diseño de los vuelos LiDAR se ciñó a la herramienta metodológica VT0005:

Estimación de áreas de paisajes estratificados dentro de los nodos del proyecto BioREDD.

Estimación del área porcentual de cobertura LiDAR con base en el número de estratos y el área de cada estrato dentro de cada nodo de proyecto.

Desarrollo de cobertura LiDAR usando el diseño de transecto largo para incrementar la cobertura sobre

pocos estratos con una sola línea de vuelo y optimizar el tiempo de vuelo y las adquisiciones.

Se seleccionaron aleatoriamente líneas de vuelo en cada estrato dentro de los nodos del proyecto usando la herramienta SIG del algoritmo Trama de Cuadrante Recursivo Aleatorio Inverso (Reversed Randomized Quadrant-Recursive Raster - RRQRR) que se basa en la implementación del algoritmo Estratificado Generalizado de Teselación Aleatoria (Generalized Random Tessellation Stratified - GRTS) algoritmo. La herramienta RRQRR permite implementar diseños de muestreo basados en probabilidades y espacialmente balanceados dentro de un Sistema de Información Geográfica (SIG).

Después de seleccionar las ubicaciones, se diseñaron las líneas de vuelo en tres tamaños diferentes, todos con un ancho de 2 km y longitudes de 5 km, 10 km o 20 km para permitir la cobertura requerida en cada estrato. El diseño permitirá que los vuelos se adquieran en una configuración óptima con transectos que cubran grandes áreas y usando menos tiempo para giros y realineación de direcciones de vuelo. La orientación o la dirección de las líneas de vuelo también se seleccionó aleatoriamente a intervalos de 45°.

2.3 Modelo de Biomasa por LiDAR

En el proyecto de BioREDD, los lotes solo se usan para calibración y validación del modelo LiDAR a AGB siguiendo la metodología VT0005. El número mínimo de lotes requeridos para desarrollar y validar el modelo predictivo de detección remota a AGB se estimó en 45, con 30 lotes para calibración y 15 lotes para validación. Estos requerimientos se basaron en una metodología similar según las herramientas CDM A/R para calcular el número de lotes de muestra para desarrollar un modelo predictivo de detección remota y AGB (Asner y Mascaro, 2014). En general, un modelo predictivo basta para estimar la biomasa forestal desde LiDAR en las regiones de BioREDD si el modelo alométrico de suelos usados para estimar AGB al nivel del lote también es uno solo. Si el número de la alometría de suelos cambia en el área del proyecto por la presencia de varios tipos de bosque, según Chave et. al., 2005, para bosques húmedos, lluviosos y secos, entonces el número de modelos predictivos de detección remota también cambiará.

En el proyecto de BioREDD incrementamos el número de lotes de calibración y validación para garantizar que los números sean suficientes para desarrollar más de un modelo predictivo LiDAR a AGB de ser necesario. Un total de 15 lotes agrupados (*cluster plots*) se usaron en 15 transectos LiDAR que cubren diferentes estratos en las regiones de BioREDD. Cada lote agrupado cumplió con los siguientes requerimientos:

1. Cada lote agrupado tenía un lote permanente con un tamaño de 1 Ha (100 m x 100 m) y 8 lotes satélite o auxiliares con un tamaño de 0.25 Ha (50 m x 50 m).
2. La ubicación central del lote permanente se seleccionó aleatoriamente en el transecto LiDAR en el área forestal para permitir un muestreo de todas las condiciones forestales en bosques fragmentados, degradados o secundarios. Los lotes satélite estaban ubicados a 250 m y 500 m de distancia de los lotes centrales permanentes en cuatro direcciones cardinales (Fig. 6.1).
3. También usamos 45 lotes de 0.25 Ha muestreados sistemáticamente en una línea de vuelo LiDAR que se usaron para desarrollar el modelo y probarlo sobre otros sitios de estudio para estimar la incertidumbre asociada con el modelo y potenciales mejoras al mismo.
4. Las mediciones en los lotes permanentes incluyeron todos los árboles con un DBH >10 cm de diámetro se midieron en cada lote, y los árboles se marcaron y registraron. Se registraron coordenadas x,y para los lotes permanentes pero no para los lotes satélite, y se identificaron árboles en todos los lotes por especie para los valores de densidad de madera.
5. Un mínimo de 50 árboles en diferentes clases de DBH se seleccionaron para mediciones de altura y el desarrollo de una alometría DBH-H para los lotes o tipo de bosque. El número de árboles con medición de altura representó entre el 7 y el 16% del número total de árboles registrados en cada sitio. Todos los árboles en San Pablo ya tenían mediciones de altura.
6. Se desarrolló una relación o un modelo predictivo diámetro-altura de árbol (D-A) para cada lote agrupado y también combinado para la región. Usamos un modelo Weibull para estimar la altura de los árboles que no se midieron directamente.

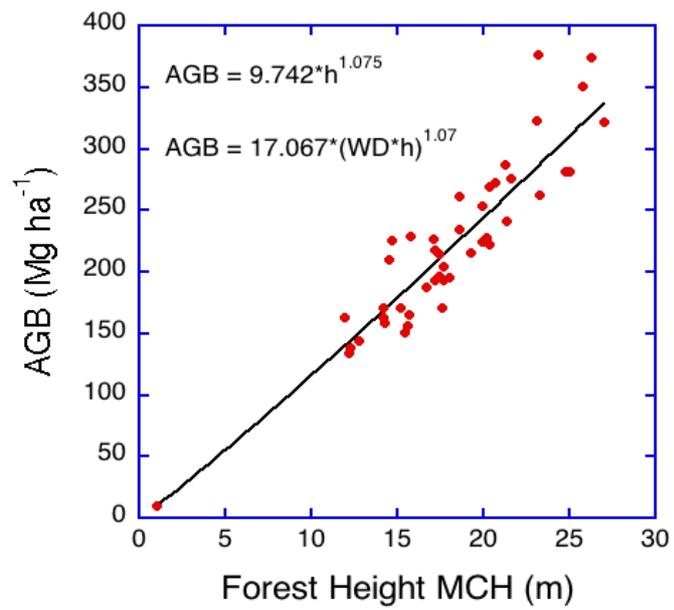


Fig. 3. Relación entre la altura media superior de la cubierta por LiDAR y la biomasa forestal en superficie derivada de mediciones LiDAR y 45 lotes en tierra en una escena forestal degradada usada como línea base

7. El AGB de los datos de lotes se estimó usando la ecuación alométrica regional desarrollada para el proyecto. Los valores AGB estimados fueron relacionados con la extracción de datos LiDAR sobre los mismos lotes.
8. Los errores en los estimados de lotes de AGB se han contabilizado en el análisis de incertidumbre general e incluyeron errores del proceso de validación, de los datos QA/QC, y un modelo estadístico de propagación de errores.
9. El proyecto utilizará el mismo modelo de biomasa LiDAR desarrollado durante el análisis de datos LiDAR de línea base para estimar la biomasa de todos los tipos forestales y revisar los factores de emisiones de línea base. Este modelo se desarrolló usando datos LiDAR y lotes en tierra según se discutió en los informes GeoEcoMap #8 y 9 y el informe de incertidumbre # 16. El modelo tiene la siguiente forma general:

$$AGB = a(WD \times h)^b + \epsilon \quad (1)$$

donde WD representa el valor medio de la densidad de madera por lote en unidades de $g\ cm^{-3}$. h representa la altura media de la cubierta superior MCH en unidades de m, $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$ representa la incertidumbre en mediciones o cuando las observaciones se desvían de una ley de poder tomando en cuenta la heteroscedasticidad. Aquí se muestra como referencia el modelo usado en los estimados de línea base. Este modelo se deriva de los 45 lotes de muestra a 0.25 Ha con errores de geolocalización corregidos. Para implementar el modelo para la estimación de la biomasa a partir de datos LiDAR usar los siguientes pasos:

1. Crear un mapa de altura forestal a la resolución nativa de LiDAR (p.ej. 1-m) creando un CHM (modelo de altura de la cubierta) de la diferencia entre el DSM (Modelo Digital de Superficie: primer retorno) y el DTM (Modelo Digital de Terreno: último retorno).
2. Usar el CHM que representa la altura superior de la cubierta a la resolución nativa LiDAR a 1-m para desarrollar un MCH (altura superior media de la cubierta) promedio a 50 m (0.25-Ha) o 100 m (1-Ha) para aplicar los modelos de biomasa LiDAR desarrollados para la misma resolución y relacionar la métrica LiDAR y los datos en tierra en la región.
3. Desarrollar un mapa de biomasa forestal por tramos a 0.25 Ha o una resolución espacial de 1-Ha a partir de cada imagen LiDAR y producir una hoja de cálculo con la ubicación de cada pixel de 1-Ha de LiDAR con el error de geolocalización y los estimados de biomasa.
4. En el caso de bosques intactos y degradados combinados en la cobertura LiDAR, separar ambos delineando áreas de bosque degradado usando una combinación de estimados de cubierta de LiDAR y una interpretación visual de imágenes aéreas a color.

3. Mapeo de Inventarios de Carbono Forestales

Para proveer un estimado de densidad de carbono de la biomasa forestal para las regiones de BioREDD o la totalidad de los bosques costeros en Colombia, usamos dos técnicas para extender los estimados de la biomasa regional:

3.1. Estimador Estratificado

Para la metodología del estimador estratificado usamos una clase de estimadores convencionales basados en

diseño usados para el inventario de bosques nacionales cuando los métodos y las intensidades de muestreo son diferentes por estrato (McRoberts et al., 2002). En este abordaje los datos de inventario ubicados en cada estrato se utilizarán para estimar la densidad media de carbono del estrato y el carbono total multiplicando la densidad por el área del bosque. En nuestro abordaje los datos del inventario se han reemplazado por estimados de biomasa derivados de muestras LiDAR. Al usar la función en la ecuación (2) como modelo para estimar la biomasa forestal a partir de tomas LiDAR GLAS, la densidad media de la biomasa del estrato j es dada por (1):

$$\mu_j = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_{ij}(\alpha_j)}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \eta_{ij}} \quad (2)$$

donde μ_j es la densidad media de carbono del estrato j , F_{ij} es la densidad de carbono derivada de píxeles LiDAR individuales ubicados en el estrato j a lo largo del transecto lidar i , n es el número de transectos lidar que intersectan el estrato j , α_j representa el vector de parámetros utilizados en el modelo de biomasa (p.ej. a y b en el modelo LiDAR en la ecuación (2)), y η_{ij} es el número de píxeles a lo largo de cada transecto de vuelo LiDAR que intersecta el estrato j . El estimado de la varianza de la densidad media de carbono para cada estrato es dado por:

$$V(\mu_j) = \frac{1}{\eta_j^2} \frac{\sum_{i=1}^n (F_{ij}(\alpha_j) - \mu_j \eta_{ij})^2}{n(n-1)} + \frac{1}{\eta_j^2} \sum_{k_1}^{p_j} \sum_{k_2}^{p_j} Cov(\alpha_{k_1j}, \alpha_{k_2j}) \bar{F}'_{k_1j} \bar{F}'_{k_2j} \quad (3)$$

donde

$$\bar{F}'_{k_1j} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T \frac{\partial f(x_{it}, \alpha_{k_1})}{\partial \alpha_{k_1}} \quad (4)$$

representa el primer derivado del modelo de biomasa LiDAR según lo dado en la ecuación (1) con respecto a los parámetros para cada estrato. En la ecuación (3) $Cov(\alpha_{k_1j}, \alpha_{k_2j})$ es la covarianza de los coeficientes k_1 y k_2 del modelo predictivo de biomasa por LiDAR para el estrato j . El primer término de la ecuación (4) representa el error de muestreo y el segundo término describe el error del modelo para cada estrato.

En este estudio usamos un total de 36 estratos con la cobertura LiDAR y estimamos la media y la varianza de la biomasa en superficie en cada estrato usando las anteriores relaciones (Tabla 1).

3.2 Estimador Espacial

Para mapear la biomasa forestal a una alta resolución espacial (100 m) sobre la región de BioREDD o la totalidad de los bosques costeros de Colombia, hacemos uso de un método de aprendizaje de máquina no paramétrico basado en un estimador de máxima entropía (Saatchi et al., 2011). El estimador de Máxima Entropía (MaxEnt) se ha usado para el mapeo de biomasa a escalas nacionales y continentales (Saatchi et al., 2011) y entrega resultados similares a otros métodos de aprendizaje de máquina con algunas ventajas adicionales como el desarrollo de un mapa de incertidumbre con base en un algoritmo bayesiano embebido, y una estimación espacial sin sesgo. Para implementar el método, primero dividimos más de 83,000 Ha de píxeles LiDAR de estimados de biomasa (1-Ha) en rangos de biomasa (es decir 0-25 Mg/ha, 25-50, 50-75, 75-100, 100-150, 150-200, 200-250, 250-300, 300-350, 350-400, and > 400 Mg/ha) y luego corremos el modelo MaxEnt para cada rango dado para crear la probabilidad de predecir el rango de biomasa para cada pixel. Dentro del modelo MaxEnt, las funciones de probabilidad de densidad espacial (pdf) para cada rango de biomasa se estima óptimamente usando el algoritmo bayesiano. También adoptamos un abordaje estadístico bayesiano similar para combinar los valores

pdf de la biomasa a lo ancho de todo el dominio estudiado. Siguiendo la estadística bayesiana, podemos interpretar los resultados del modelo MaxEnt para un Rango A para un pixel específico (i,j) sobre el dominio total (p.ej. todo Gabón) como $Pr(AGB_{min} < AGB_{i,j} < AGB_{max} | A)$: la probabilidad de que $AGB_{i,j}$ en el pixel (i,j) esté dentro del rango A (donde AGB_{min} es la cota inferior del rango A, y AGB_{max} es la cota superior del Rango A) dada la condición A (lo cual significa que estamos en el dominio de la estimación de que cada pixel del área bajo estudio esté por dentro o por fuera del rango A, es decir la ejecución del modelo de Máxima Entropía para el rango A).

Para un área de estudio donde dividimos la AGB en n rangos, obtenemos un conjunto de distribuciones probabilísticas $Pr(AGB_{min_k} < AGB_{i,j} < AGB_{max_k} | A_k)$ para $k = 1$ hasta n . Si $Pr(A_k)$ es la probabilidad anterior de tener la condición A_k , entonces el valor esperado de un pixel puede calcularse como donde AGB_{mean_k} es la AGB media para el rango A_k , y $m=3$ similar al valor óptimo utilizado en Saatchi et al (2011) . Esto crea la distribución AGB correcta en el producto final mientras se asegura que la distribución anterior no tenga un poder excesivo.

$$AGB_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^n Pr(AGB_{min_k} < AGB_{i,j} < AGB_{max_k} | A_k)^m Pr(A_k) AGB_{mean_k}}{\sum_{k=1}^n Pr(AGB_{min_k} < AGB_{i,j} < AGB_{max_k} | A_k)^m Pr(A_k)}$$

Las anteriores probabilidades $\Pr(A_k)$ se calculan a partir del número de valores AGB derivados de LiDAR que caen en cada rango A_k . Idealmente, una muestra aleatoria de AGB por LiDAR daría una buena estimación de $\Pr(A_k)$. Sin embargo, no existe una muestra realmente aleatoria a escala global. La distribución de AGB basada en LiDAR se aproxima a la distribución verdadera a medida que se incrementa el área de interés y el número de órbitas se incrementa y se vuelve más aleatorio. Usamos la AGB derivada de LiDAR en las regiones o estratos de BioREDD para encontrar sus probabilidades anteriores $\Pr(A_k)$.

El resultado del modelado espacial se provee en la Figura 4, que muestra información detallada acerca de las variaciones en la biomasa forestal sobre Gabón a una resolución espacial de 100 m (1 Ha). El mapa muestra la concentración de una densidad de biomasa forestal alta comparable con el inventario en campo y los datos LiDAR en la región central y norte del Chocó y en elevaciones superiores alejadas de la degradación costera. La región de la costa sur con la mayor degradación muestra valores menores de biomasa que las demás regiones. La mayoría de bosques degradados y de baja densidad se concentran en la región costera en bosques de Guandal y áreas con pendientes < 10%.

3.3 Análisis de Incertidumbre

Al estimar la biomasa forestal en superficie en la totalidad del dominio de BioREDD, cada paso del proceso entero se evalúa buscando posibles fuentes de error, y se cuantifican las incertidumbres asociadas. Las fuentes de error del valor AGB son, en el orden de los procedimientos de nuestro modelo, errores de medición asociados con la estimación de altura por LiDAR (error muy

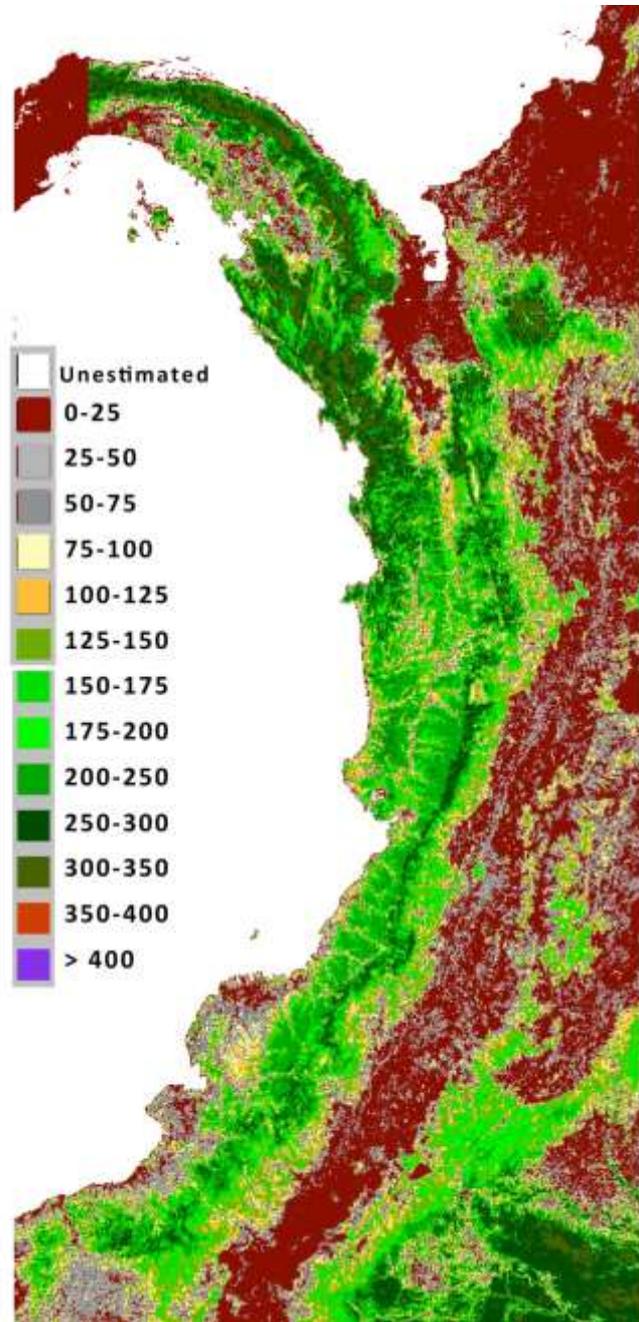


Fig. 4. Distribución de biomasa forestal en superficie a una resolución espacial de 1-Ha en unidades de Mg/ha.

pequeño), errores de muestreo asociados como la representatividad de las muestras de altura LiDAR como la distribución de altura real del estrato, además de la heterogeneidad de la biomasa forestal en los píxeles de 100 m ($\epsilon_{\text{sampling}}$), errores de predicción del modelo de Máxima Entropía ($\epsilon_{\text{prediction}}$), y error alométrico al convertir las métricas de altura por LiDAR a AGB ($\epsilon_{\text{allometry}}$). El RMSE para la medición LiDAR de la altura es < 1 m en píxeles de 1 m y menor que unos pocos centímetros a 1-Ha donde se evalúa la AGB. El error de medición de LiDAR es mucho menor ($< 1\%$) que todos los demás errores y para todos los fines prácticos puede ignorarse en el abordaje de la propagación del error. La fuente principal del error en la estimación de la biomasa se encuentra en las mediciones en tierra del DBH, la altura, la densidad de madera, y la ubicación de los lotes que han sido cuantificados en nuestro documento de análisis de la incertidumbre (GeoEcoMap, Informe # 14). Usando la metodología desarrollada en el reporte #14, asumiremos que la incertidumbre por la estimación en tierra de la biomasa puede ser aproximadamente del 20% (10-30%) a una escala de 1-ha.

Los errores alométricos en la ecuación de altura a biomasa pueden estimarse a partir de las relaciones en convertir las mediciones LiDAR a la biomasa estimada en tierra. Tenemos una buena comprensión de esta alometría como se mostró en la sección anterior. Los errores asociados con la alometría en tierra son aproximadamente de 1-5% a una escala de 1-Ha. Asumimos 5% para ser conservadores.

Calculamos $\epsilon_{\text{prediction}}$ usando 20% de las muestras dejadas de lado y no usadas en el modelo MaxEnt. Estimamos que la incertidumbre promedio es de 30.2% en la predicción de AGB usando el modelo.

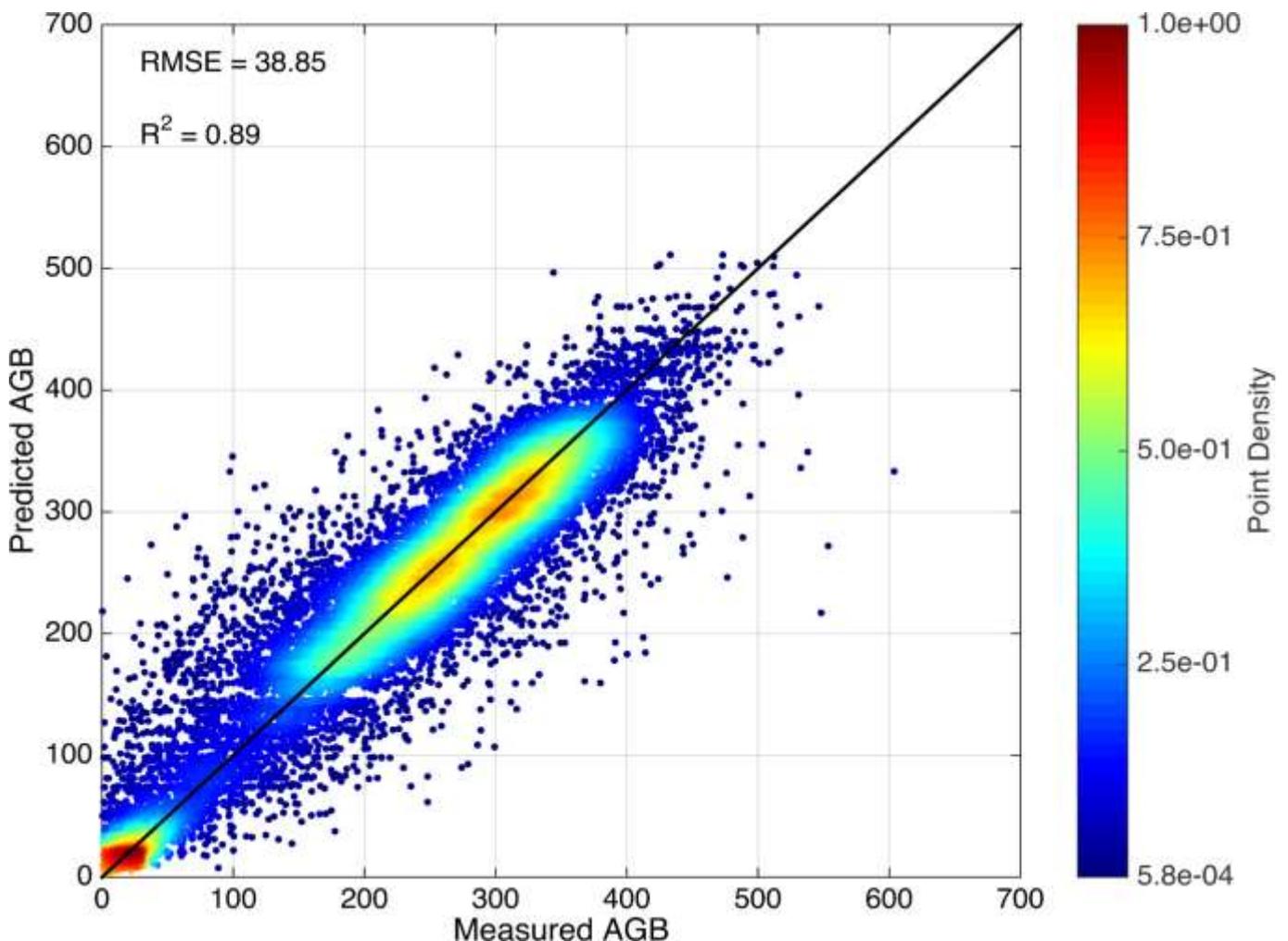


Fig. 5. Incertidumbre asociada con la predicción a nivel de pixel de la biomasa en superficie a partir del método de modelado espacial.

También estimamos la incertidumbre espacial al nivel de pixel usando las probabilidades pronosticadas del modelo MaxEnt en

$$\sigma_B = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (B_k - \hat{B})^2 P_k P(A_k)}{\sum_{k=1}^N P_k P(A_k)}} \quad (6)$$

Donde B_k es la biomasa media del rango k , \hat{B} es el valor pronosticado de la biomasa, P_k es la probabilidad generada por MaxEnt para el rango k de la biomasa, y $P(A_k)$ es la probabilidad anterior de que cualquier pixel se va a encontrar en el rango k de la biomasa según se usó en la Ecuación SI 2. La incertidumbre relativa para cada pixel es entonces $\varepsilon_{prediction} = \frac{\sigma_B}{\hat{B}} \times 100$. Así podemos calcular la incertidumbre completa al estimar AGB, asumiendo que todos los errores fueran independientes y aleatorios, usando

$$\varepsilon_{AGB} = \sqrt{\varepsilon_{measure}^2 + \varepsilon_{allometry}^2 + \varepsilon_{sampling}^2 + \varepsilon_{pi}^2} \quad (7)$$

donde cada uno de los términos son los errores relativos en ese pixel.

La distribución del error muestra gran incertidumbre en áreas donde no se recolectaron datos en tierra y por LiDAR al norte de la región del Chocó en el límite de los bosques del Adrién. Sin embargo, en áreas a lo largo de la llanura costera central y alejadas de las áreas de mayor elevación donde se concentró la mayoría de la recolección de datos en tierra y por LiDAR el mapa parece tener una incertidumbre de menos de 40 Mg/ha en promedio para cada pixel de 1-Ha. Usando la incertidumbre del mapa y la correlación espacial de errores, llegamos al error muy pequeño al nivel del estrato o LULC para las regiones de BioREDD.

Para examinar aún más los resultados del modelado espacial, compararemos los valores medios de la biomasa para cada estrato para la región entera tanto desde la estimación por estratificación como la estimación espacial. En teoría, ambos abordajes deben proveer los mismos valores medios. Los resultados de la comparación para la región estratificada total, para el LULC medio general y solo para el sector forestal aparecen en la Fig. 7.

La comparación entre ambas metodologías garantizará que la estrategia de muestreo y los métodos de modelamiento espacial sean coherentes.

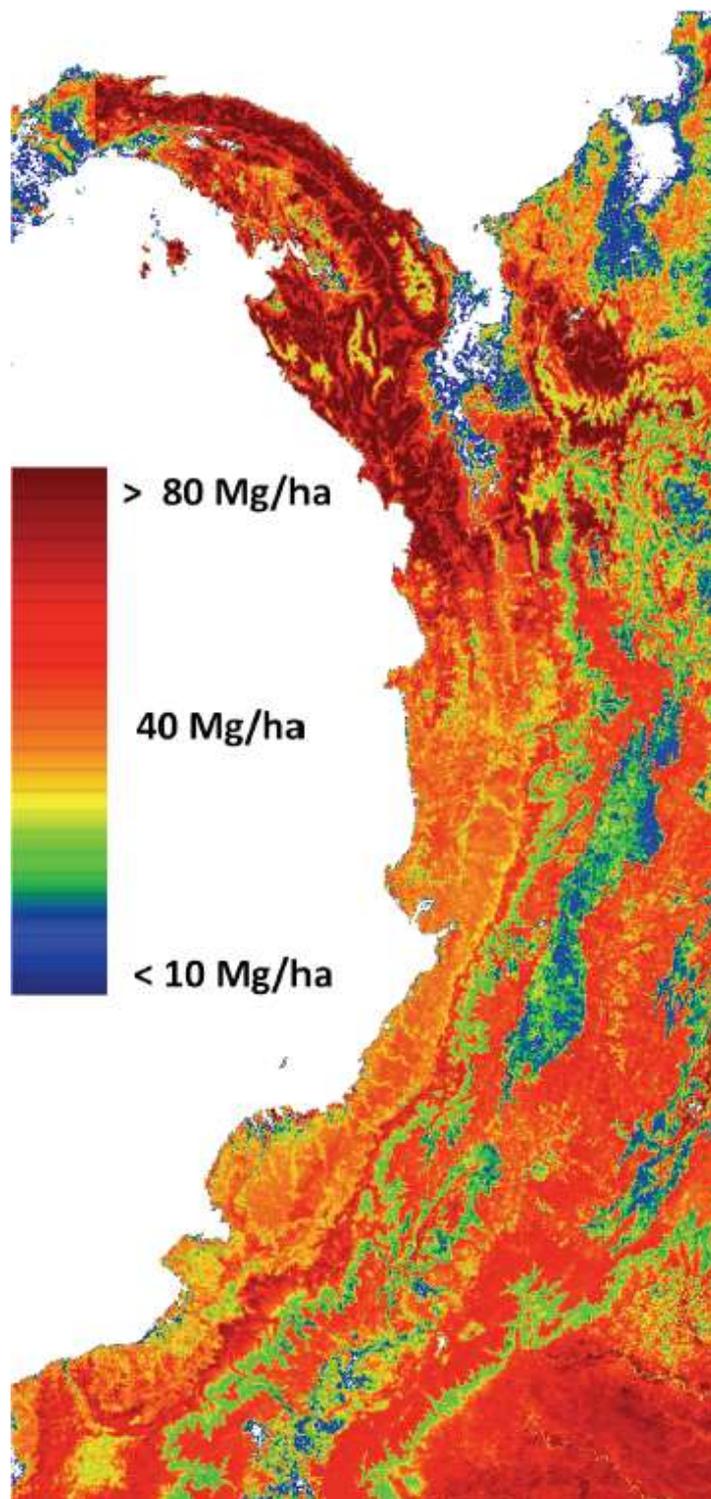


Fig. 6. Distribución de la incertidumbre de la biomasa forestal en Mg/ha estimada a una resolución espacial de 1-Ha

Los resultados muestran que si se calcula la AGB media para cada estrato sin importar las clases LULC, hay un sesgo fuerte particularmente en áreas donde existe algún nivel de degradación y fragmentación en el estrato. Esto se debe principalmente al hecho de que nuestra estratificación original no tenía tipos de clases degradadas, y pudimos separar esta clase y todas las demás fragmentaciones después de realizar las clases LULC.

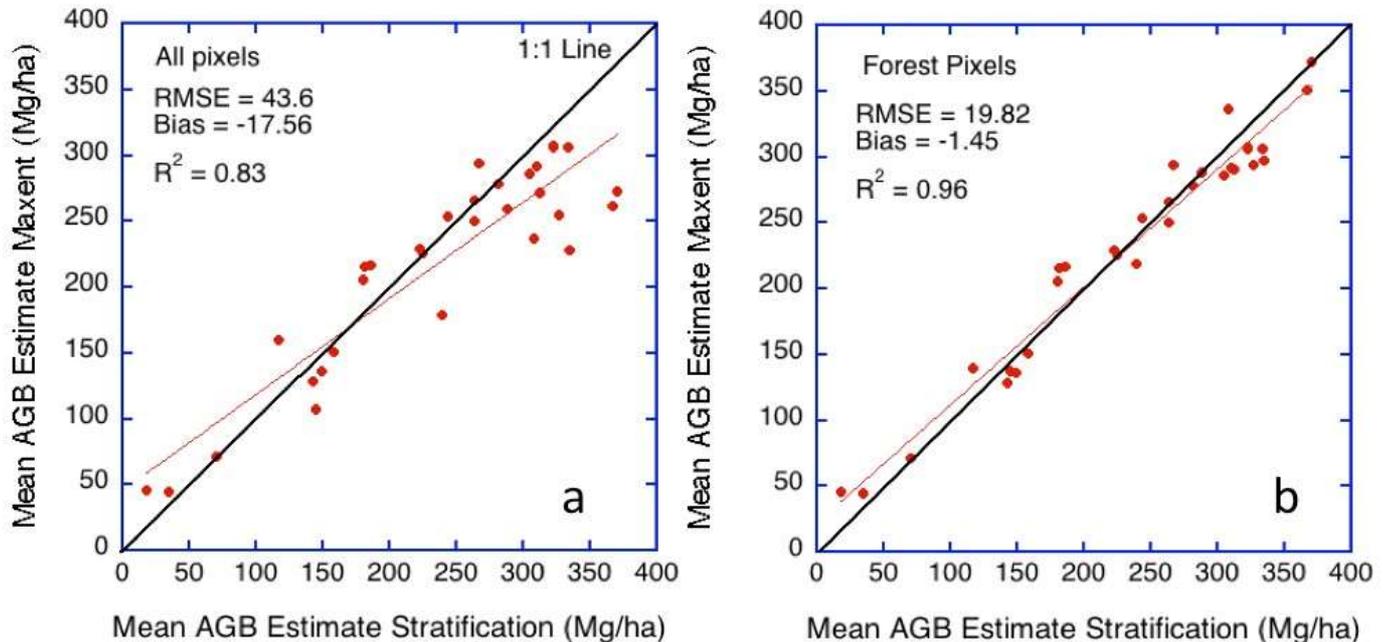


Fig. 7. Comparación de los resultados del modelado espacial y el abordaje de estratificación por LiDAR en la estimación de la biomasa forestal media para cada estrato dentro del dominio BioREDD, donde a) muestra la comparación cuando todos los píxeles dentro del estrato fueron usados para calcular la media a partir del mapa espacial MaxEnt, y b) muestra dónde el promedio solo se realizó sobre los píxeles de bosque identificados por el mapa LULC.

Por tanto, las muestras LiDAR, aunque aleatorias, solo cubrieron las clases forestales en cada estrato. Nuestra estrategia de muestreo original también incluía un área de cobertura mucho mayor que se redujo por permisos de vuelo limitados particularmente sobre áreas menos seguras. El muestreo LiDAR también se concentró principalmente en las regiones de proyecto BioREDD y se excluyeron los estratos sin proyectos REDD. Para demostrar que el sesgo puede ser mínimo y que se reducirá la incertidumbre en la estimación de la biomasa media, solo calculamos la media para la clase forestal usando el mapa LULC como máscara. Los resultados que aparecen en la Fig. 7 demuestran claramente que las primeras dos metodologías convergen en la estimación de una media sobre los estratos y que el sesgo se reduce de manera significativa, lo cual sugiere que el método de mapeo MaxEnt puede proveer un estimado no sesgado de la biomasa media sobre cada estrato forestal.

Referencia

Saatchi, S. S., Harris, N. L., Brown, S., Lefsky, M., Mitchard, E. T., Salas, W., ... y Morel, A. (2011). Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(24), 9899-9904.